

基于颜色名和 OpponentSIFT 特征的鳞翅目昆虫图像识别

竺乐庆^{1,*}, 张大兴², 张 真³

(1. 浙江工商大学计算机与信息工程学院, 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学图形图像研究所, 杭州 310012;
3. 中国林业科学研究院森林生态与保护研究所, 国家林业局森林保护学重点实验室, 北京 100091)

摘要:【目的】本研究旨在探索使用先进的计算机视觉技术实现对昆虫图像的自动分类方法。【方法】通过预处理对采集的昆虫标本图像去除背景, 获得昆虫图像的前景蒙板, 并由蒙板确定的轮廓计算出前景图像的最小包围盒, 剪切出由最小包围盒确定的前景有效区域, 然后对剪切得到的图像进行特征提取。首先提取颜色名特征, 把原来的 RGB (Red-Green-Blue) 图像的像素值映射到 11 种颜色名空间, 其值表示 RGB 值属于该颜色名的概率, 每个颜色名平面划分成 3×3 像素大小的网格, 用每格的概率均值作为网格中心点的描述子, 最后用空阈金字塔直方图统计的方式形成颜色名视觉词袋特征; 其次提取 OpponentSIFT (Opponent Scale Invariant Feature Transform) 特征, 首先把 RGB 图像变换到对立色空间, 对该空间每通道提取 SIFT 特征, 最后用空域池化和直方图统计方法形成 OpponentSIFT 视觉词袋。将两种词袋特征串接后得到该昆虫图像的特征向量。使用昆虫图像样本训练集提取到的特征向量训练 SVM (Support Vector Machine) 分类器, 使用这些训练得到的分类器即可实现对鳞翅目昆虫的分类识别。【结果】该方法在包含 10 种 576 个样本的昆虫图像数据库中进行了测试, 取得了 100% 的识别正确率。【结论】试验结果证明基于颜色名和 OpponentSIFT 特征可以有效实现对鳞翅目昆虫图像的识别。

关键词: 鳞翅目; 图像识别; 颜色名; OpponentSIFT; 视觉词袋; 支持向量机

中图分类号: Q969.42 文献标识码: A 文章编号: 0454-6296(2015)12-1331-07

Recognition of lepidopteran species based on color name and OpponentSIFT features

ZHU Le-Qing^{1,*}, ZHANG Da-Xing², ZHANG Zhen³ (1. School of Computer Science and Information Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Institute of Graphics and Image, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310012, China; 3. Key Laboratory of Forest Protection of State Forestry Administration, Research Institute of Forest Ecology, Environment and Protection, Chinese Academy of Forestry Sciences, Beijing 100091, China)

Abstract: 【Aim】 This study aims to realize the automatic insect image recognition by exploring the state-of-art computer vision technology. 【Methods】 The captured insect image was first preprocessed to remove the background and get the foreground mask. The minimum bounding box of the foreground was computed and the valid foreground region was cut out accordingly. The features on this valid region were extracted. The color name feature was extracted firstly. The pixels on original RGB (Red-Green-Blue) image were mapped to 11 color name planes, where the value represented the probability of the RGB value belonging to particular color name. Each color name plane was divided into blocks of 3×3 pixels. The average probability in each block was calculated and 11 values from 11 color name planes formed the descriptor of the center pixel in the grid. Finally, the bag-of-visual-word features for color name descriptors were generated by histogram statistics on spatial pyramid. For OpponentSIFT (Opponent Scale Invariant Feature

基金项目: 国家林业局推广项目[森林昆虫自动识别技术-2014(10)]

作者简介: 竺乐庆, 女, 1972 年生, 浙江嵊州人, 博士, 副教授, 主要研究方向为图像处理、模式识别与嵌入式系统,

E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn

* 通讯作者 Corresponding author, E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn

收稿日期 Received: 2015-08-05; 接受日期 Accepted: 2015-10-13

Transform) feature extraction, the image was first transformed from RGB space to opponent color space, SIFT descriptors from different channels were extracted and concatenated, and then were pooled into OpponentSIFT bag-of-visual-words with histogram statistics on spatial pyramid. Two types of bag-of-visual-word features were concatenated into feature vector of the insect image. SVM (Support Vector Machine) classifiers were trained with the feature vectors extracted from training set and were used to recognize lepidopteran species through classification. 【Results】The proposed method was tested in a database with 576 insect images and the recognition accuracy reached 100%. 【Conclusion】The experimental results prove that the lepidopteran images can be recognized efficiently by using color name and OpponentSIFT features.

Key words: Lepidoptera; image recognition; color names; OpponentSIFT; bag-of-visual-word; Support Vector Machine (SVM)

鳞翅目昆虫是农业上的主要害虫类群,目前全世界已知鳞翅目近 20 万种,我国已知鳞翅目昆虫 8 000 多种,绝大多数是植食性,其种类多,危害重。主要以幼虫取食植物叶肉、或蛀食树干、树皮和树根而危害作物。不同种类的害虫需要不同的防治方法,因此,需要准确地识别出害虫种类,为防治提供可靠的依据。因鳞翅目昆虫种类繁多,要分清如此众多昆虫种类对于普通人来说是不可能的,即使分类专家往往也只熟悉某一类群的昆虫(徐鹏等, 2010)。长期以来,植物虫害的分析与鉴别仅局限于少数昆虫研究者、植保科技工作者,依靠手工检查、肉眼观察,凭主观直觉和群体经验来进行,这样得到的结果通常被辨别者的主观情绪所影响,识别率不稳定,尤其在时间长,工作量大的情况下,误判率增加。检测不能实时动态进行,需要大量人工且采样点不够,这在很大程度上限制了人们对昆虫的认识的普及度,常常给农业生产和经济活动带来巨大的损失。而且一旦判断错误,滥用农药进行害虫的防治,导致环境污染,对人们的身体健康及生活环境造成极大的威胁。一种精确、可靠且易操作的自动昆虫识别方法对经济、社会和环境的发展具有重要意义。

计算机图像处理、模式识别和人工智能等技术的发展,使得通过计算机自动识别昆虫种类成为可能。计算机技术与昆虫自动分类学相结合的研究主要从 20 世纪 90 年代开始。比较有代表性的研究成果有 ABIS(The Automated Bee Identification System)(Steinhage *et al.*, 2001)、DAISY(O'Neill, 2007)和 SPIDA(Russell *et al.*, 2007)3 大软件系统。近年来,随着计算机视觉技术的进一步发展,相关研究人员在该领域不断有新的研究和发现(Larios *et al.*, 2010; Loke *et al.*, 2011; Kang *et al.*, 2012; Chen *et*

al., 2014; Crnojevic *et al.*, 2014)。在国内,中国农业大学的 IPMIST(植保生态智能技术系统)实验室也对基于数学形态学的昆虫数字图像识别进行了较为系统的研究并取得了一定的成果(于新文, 1999; 赵汗青等, 2002; 杨红珍等, 2008)。此外,以昆虫图像分割(王江宁和纪力强, 2011)、果园昆虫的识别(Wen *et al.*, 2009)、果实蝇属昆虫的识别(张蕾等, 2011)等为目标也有一些新的研究成果报道。

对于鳞翅目昆虫成虫而言,大多数种的翅表面覆盖有细微的鳞片,这些鳞片通常色彩丰富,花纹独特,而且具有种内相似性和种间区分性,可以作为图像识别的重要依据。因此本文对鳞翅目昆虫图像自动识别展开研究,同时提取鳞翅目昆虫成虫标本图像的颜色分布特征和纹理特征,生成定长特征向量,训练分类器,最终实现鳞翅目昆虫的自动分类。

1 材料与方法

1.1 鳞翅目昆虫图像预处理

本试验使用的昆虫图像是用 NIKON D200 数码相机对昆虫标本拍摄得到,相机参数为光圈 F11,快门 1/500 s,焦距 60 mm,图像格式为 JPEG 格式。标本头部在上,两翅向左右两侧展开,图片中与昆虫无关的背景已去除并被置为黑色(图 1: A)。本文中的预处理方法比较简单,首先把彩色图像转换成灰度图,然后用固定阈值法对灰度图进行二值化,在该二值图像中找到最大轮廓,仅保留并填充最大轮廓内部区域为白色,得到前景蒙板(图 1: B)。对前景轮廓求取最小包围盒(图 1 中的矩形),并剪切出包围盒内部区域,对原彩色图像也剪切出相对应的区域作为研究对象。

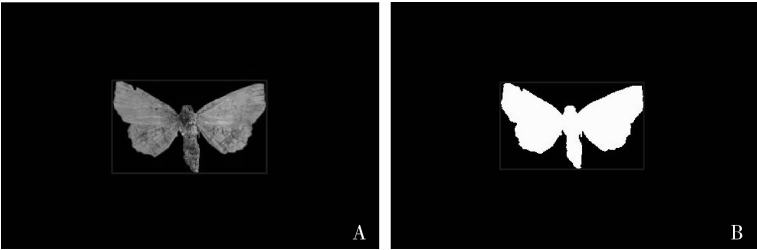


图 1 昆虫图像预处理

Fig. 1 Insect image preprocessing

A: 原图及包围盒 Original image and the bounding box; B: 前景蒙板及包围盒 Foreground mask and the bounding box.

1.2 昆虫图像特征提取

1.2.1 颜色名特征提取:在计算机视觉领域,颜色命名是给图像的像素赋予特定的语义颜色标签。颜色名可应用于图像检索、目标识别、图像的自动内容标注、基于语言的人机交互等场合。在本研究中,使用 11 个基本颜色词来描述整个颜色空间:黑、蓝、棕、灰、绿、橙、粉、紫、红、白和黄。要把颜色命名应用到计算机视觉中首先需要建立 RGB (Red-Green-Blue) 颜色空间到颜色名之间的映射。使用文献

(van de Weijer *et al.*, 2009) 中的方法,通过从 Google 图像学习得到的 PLSA-ind (Probabilistic Latent Semantic Analysis-individual) 模型,可以形成 $32 \times 32 \times 32$ 的 sRGB(standard Red-Green-Blue)空间到颜色名概率的查找表,即每一个 RGB 像素值,都可以在查找表中找到与其最接近的 11 色概率分布。这样,每一帧彩色图像,可以映射成 11 个概率平面,每个平面为对应像素在某个颜色名的概率分布,如图 2。

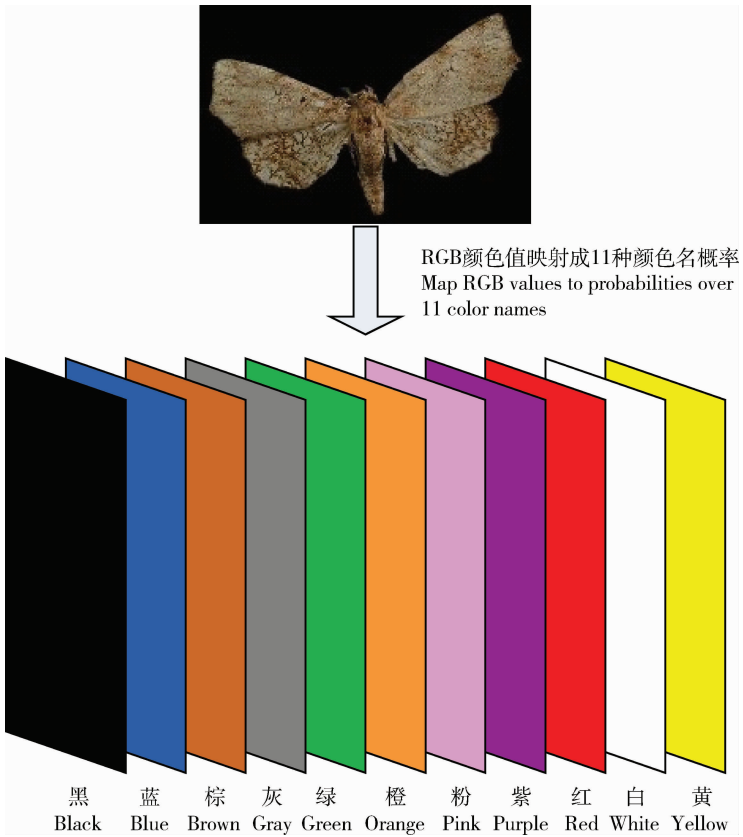


图 2 将 RGB 颜色值映射为颜色名概率分布

Fig. 2 Map RGB values to probabilities over color names

把每个颜色名概率平面划分为若干个 3×3 大小的网格 (如图 3),将网格内 9 邻域的平均概率值

作为该网格中心点像素的描述子,11 个平面将得到长度为 11 的描述子,在本文中,仅有在如图 1 (B) 所

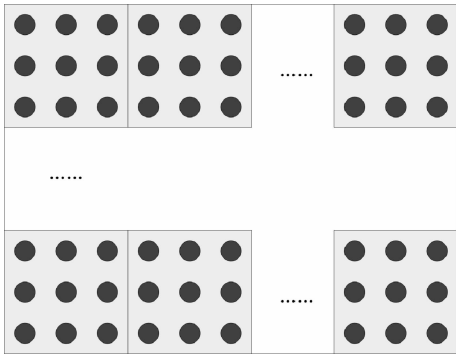


图3 生成颜色名描述子网格划分示意图
Fig. 3 Illustration for grid division in generating color name descriptors

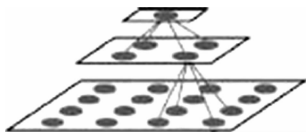


图4 直方图统计空域金字塔
Fig. 4 Spatial pyramid for histogram statistics

示白色蒙板范围内的描述子被保留,其余都作为背景元素舍弃。因为昆虫标本的大小形状不同,所得到的颜色名描述子的数量也会产生变化,为了形成定长的特征向量,本文把上述描述子用直方图方式生成颜色名词袋。词袋的生成分两步进行:训练生成特征词典和编码成词袋。训练时每类昆虫的训练集图像中任取 10 个样本形成词典的训练集,用前述方法提取颜色名描述子,从这些颜色名描述子集合中任取 10 000 个使用 k-means 方法进行聚类,生成包含 1 000 个基向量的特征词典,该词典可为所有训练图像和测试图像生成颜色名特征向量所共用。在编码阶段,根据得到的颜色名描述子在特征词典中查找最近邻,存储最近邻的索引号(长度为 1 000 的特征词典所有基向量的索引号为 1~1 000 的整数),然后在 1:2:4 的空域金字塔(图 4)中进行直方图统计并归一化,将得到长度为 $(1 + 4 + 16) \times 1\,000 = 21\,000$ 的特征向量。

1.2.2 OpponentSIFT (Opponent Scale Invariant Feature Transform) 特征提取:一般的 SIFT 描述子,都把图像转化为灰度图像进行处理,这样就丢失了颜色信息。而颜色本身提供了很大的信息量,丢弃它也是一种失真。为了在描述子中加入颜色信息,本文采用了一种改进的 SIFT 特征,即 OpponentSIFT 特征,要提取 OpponentSIFT 特征,首先要把彩色图像从 RGB 空间转换到对立色 (opponent color) 空间,转换公式如

下 (van de Sande *et al.*, 2010):

$$\begin{pmatrix} O_1 \\ O_2 \\ O_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R - G}{\sqrt{2}} \\ \frac{R + G - 2B}{\sqrt{6}} \\ \frac{R + G + B}{\sqrt{3}} \end{pmatrix} \tag{1}$$

从该公式可知, O_1, O_2 分量对亮度具有平移不变性, O_3 分量虽然是亮度相关的,但提取的 SIFT 描述子计算的是归一化后的梯度方向直方图 (Lowe, 2004),因此也具有亮度平移和尺度不变性。以不同的窗口大小(在本文中,分别用 $4 \times 4, 6 \times 6, 8 \times 8, 10 \times 10$ 大小的窗口)对 O_1, O_2 和 O_3 3 个通道进行高斯平滑处理,然后以上述不同窗口大小提取 SIFT 描述子,考察关键点位置的对比度,如果对比度小于阈值,则舍去该关键点及对应的描述子。同颜色名描述子一样,只有落在如图 1 (B) 所示白色蒙板范围内的 SIFT 描述子被保留。一个通道的 SIFT 描述子的长度为 128,将同一关键点对应的 O_1, O_2 和 O_3 的 3 个通道的描述子串接起来,将得到长度为 $3 \times 128 = 384$ 的 OpponentSIFT 描述子。由于不同图像提取到的 OpponentSIFT 描述子的数量会随图像内容而变化,要将这些可变数量的特征描述子转化成定长的特征向量,也需要经过池化和编码的过程形成 OpponentSIFT 视觉词袋。OpponentSIFT 视觉词袋的生成跟颜色名视觉词袋的生成类似,用昆虫的训练集图像提取 OpponentSIFT 描述子,从描述子集合中任取 10 000 个使用 k-means 方法进行聚类,生成包含 1 000 个基向量的特征词典。在编码阶段,根据得到的 OpponentSIFT 描述子在特征词典中查找最近邻,存储最近邻的索引号,然后在 1:2:4 的空域金字塔中进行直方图统计并归一化,将得到长度为 $(1 + 4 + 16) \times 1\,000 = 21\,000$ 的特征向量。

最后将颜色名词袋和 OpponentSIFT 词袋连接,每一幅昆虫图像可以提取得到长度为 42 000 的特征向量。

1.3 基于 χ^2 核 SVM (Support Vector Machine) 的昆虫分类识别

本文使用 χ^2 核函数对上述特征进行映射,映射至线性可分的更高维特征空间后使用 SVM 进行分类识别, χ^2 核函数具有如下形式:

$$k(x, y) = 2 \sum_{i=1}^n \frac{x_i y_i}{x_i + y_i} \tag{2}$$

该核函数属于同质非线性加性核,为了使用线性核的高效的学习方法来解决非线性核问题,Vedaldi 和 Zisserman(2012)提出了特征映射的显式解析公式:

$$[\psi(x)]_{\lambda} = e^{-i\lambda \log x} \sqrt{x\kappa(\lambda)} \quad (3)$$

此处实数 λ 相当于特征向量 $\psi(x)$ 的索引, $\kappa(\lambda)$ 为签名 $K(\omega)$ 的傅立叶逆变换:

$$\kappa(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{i\lambda\omega} K(\omega) d\omega \quad (4)$$

其中

$$K(\omega) = \text{sech}(\omega/2) \quad (5)$$

此处映射得到的特征向量为无限维度,有限维度的向量可以通过有限数量的采样点近似得到。有限维的特征映射 $\hat{\psi}(x)$ 可以对式(3)在点 $\lambda = -nL, (-n+1)L, \dots, nL$ 处采样得到 $\psi(x)$ 的近似。通过充分利用 $\psi(x)$ 的对称性,将实部赋于奇单元,虚部赋于偶单元,则向量 $\hat{\psi}(x)$ 可定义为:

$$\frac{[\hat{\psi}(x)]_j}{\sqrt{xL}} = \begin{cases} \sqrt{\kappa(0)} & j = 0 \\ \sqrt{2\kappa(\frac{j+1}{2}L)} \cos(\frac{j+1}{2}L \log x) & j > 0, \text{ odd} \\ \sqrt{2\kappa(\frac{j}{2}L)} \sin(\frac{j}{2}L \log x) & j > 0, \text{ even} \end{cases} \quad (6)$$

其中 $j=0,1,\dots,2n$ 。这样,根据给定的核函数,可由上式简单高效地产生特征映射的封闭形式,在本文中,取 $n=1$,则原特征向量中每个数据点被映射成 3 个采样点,特征维度被放大为原来的 3 倍。

用映射得到的训练集特征向量训练 L2-正规化 L1 损失带正偏移的线性 SVM 分类器。即对如下公式

$$y = W_i X + b_i \quad (7)$$

对每一类训练样本集 $\{X_i, y_i\} (i=1, \dots, n)$, 根据训练集数据计算出最优的 W_i 和 b_i , 其中对每一个 i , X_i 是特征向量, y_i 是类标签, $+1$ 表示正例, -1 表示反例(训练时把本类的设置为正样本,其他类设为负样本), n 类样本将训练出 n 组 $\{W_i, b_i\}$, 形成 n 个线性 SVM 分类器。对于本文的多类分类问题,给定一个未知类别的测试样本 X' , 用如下方式确定类标签:

$$l = \arg\max_i (W_i X' + b_i) \quad (8)$$

l 即为识别得到测试样本所属类的编号。

2 结果

上述方法在装有 Matlab R2010b 的 PC 机上实现, CPU 为 Intel Core2 2.53 GHz, 内存为 3.46 GB。创建的图像库中包含 10 类昆虫, 每类昆虫有 47 ~ 69 个不同图像样本。这 10 类昆虫为: 白黑华苔蛾 *Agylla ramelana*、朝尺蛾 *Pseudopanthera corearia*、淡眉夜蛾 *Pangrapta umbrosa*、稻暗水螟 *Bradina admixtalis*、点眉夜蛾 *Pangrapta vasava*、冬麦沁夜蛾 *Rhyacia auguridis*、黑缘岩尺蛾 *Scopula virgulata*、黄斑眉夜蛾 *Pangrapta flavonacula*、黄边土苔蛾 *Eilema usuguronis* 和灰双纹螟 *Herculia glaucinalis*, 在表 1 和表 2 中依次对应编号 1 ~ 10。在每类昆虫内, 我们随机选择其中的 4/5 作为训练样本, 剩下的共 112 个图像作为测试样本。所有的样本经过预处理, 并用第 1.2 节介绍的方法提取特征, 由此每幅图像可以提取到长度为 42 000 的特征向量, 通过第 1.3 节介绍的方法映射成 126 000 维的高维特征再用线性 SVM 分类器分类, 分类得到的混淆矩阵如表 1 所示。从表中数据可知, 所有测试样本都出现在对角线上, 表明被正确分类。

表 2 是本文方法与基于颜色直方图和双树复小波(竺乐庆等, 2010)、基于区域平均颜色特征(Zhu and Zhang, 2012)、基于稀疏编码和量化共轭梯度反向传播神经网络(SCG BPNN)(竺乐庆和张真, 2013)等方法在同一数据集上测试的识别率比较, 识别率定义为正确分类次数与总测试次数的比值。其中第 1 种方法仅用颜色直方图和双树复小波进行特征提取, 预处理与分类过程则与基于区域平均颜色特征(Zhu and Zhang, 2012)的方法相同。从表 2 可知, 本文方法的识别正确率明显优于区域平均颜色特征方法。需要说明的是, 表 2 中前 3 种方法在预处理阶段都需要对双翅进行分割并且分割后的双翅还需要进行位置对齐, 而本文方法仅需要确定包围盒即可, 一方面减少了预处理步骤的复杂性; 另一方面, 双翅的分割与对齐需要对昆虫的轮廓进行跟踪和拟合, 轮廓提取的精确性对分割和对齐影响较大, 轮廓稍受干扰即直接影响预处理的结果, 算法鲁棒性欠佳, 而本文方法直接在成虫整体图像上进行特征提取, 对轮廓的容错性较好, 因此, 表 2 中基于稀疏编码和 SCG BPNN 的方法虽然测试所得精度与本文方法相当, 但其容错性与实用性仍难以与本文方法相比拟。

表 1 本文方法识别 10 类鳞翅目昆虫标本图像的混淆矩阵

Table 1	Confusion matrix for recognizing ten classes of lepidopteran specimens with the proposed method in this study									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	13	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	12	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	9	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13

第 1 列为测试样本的实际编号,第 1 行为测试样本被分类的编号,表中数据为分类样本数。The 1st column gives the gound truth of testing samples, the 1st row gives the class number of the classification results, and the data in the table body are the number of samples classified.

表 2 本文方法识别正确率(%)及与其他方法的结果比较

Table 2	Recognition accuracy (%) of the proposed method in this study and its comparison with previous methods				
序号 No.	颜色直方图和双树复小波 Color histogram and DTCWT	区域平均颜色特征 Local mean color feature based method	稀疏编码和 SCG BPNN Sparse coding and SCG BPNN	本文方法 Proposed method in this study	
1	80.6	100	100	100	
2	100	100	100	100	
3	82.1	75.0	100	100	
4	100	70.0	95.0	100	
5	86.2	88.5	100	100	
6	100	91.7	100	100	
7	86.2	88.9	100	100	
8	84.6	100	100	100	
9	100	100	100	100	
10	100	100	100	100	
平均 Average	91.98	91.96	99.43	100	

表 3 给出了本文算法各步骤的时间性能,从表 3 知,虽然本文方法提取的特征维度偏高,但对单帧图像的识别仍能满足实时响应的要求。表中数据不包括颜色名和 OpponentSIFT 特征码本生成过程,训

练码本与训练 SVM 分类器一样,只需要在建立模型时执行一次,此后便可长期使用,因此不影响实际识别的时间性能。

表 3 本研究方法各过程的时间性能

Table 3	Time performance of each procedure of the method used in this study				
过程 Procedures	预处理 Preprocessing	特征提取 Feature extraction	训练单个 SVM Training one SVM	分类单个样本 Classify single sample	
时间 Time (ms)	8	843	1 042	9	

3 讨论与结论

本文提出了一种全新的鳞翅目昆虫图像特征描述方式,从而可使用鳞翅目昆虫标本图像实现对昆虫种类的识别。去除背景后的鳞翅目昆虫图像经过

预处理求取最小包围盒和前景蒙板,提取蒙板范围内昆虫图像的颜色名词袋特征和 OpponentSIFT 词袋特征,连接成定长的特征向量。最后为每一类昆虫训练 χ^2 核 SVM,以显式的 χ^2 核近似变换公式首先将特征向量映射到更高维空间,以高维特征向量训练线性 SVM,以实现分类识别。该方法在包含 10

类鳞翅目昆虫的图像样本库中进行了测试, 测试结果表明, 该方法在识别的精度以及时间性能方面都表现出比较理想的效果, 与之前实现的几种识别方法进行比较的结果表明, 本文提出的鳞翅目标本图像识别方法在识别正确率上有明显的优势, 而且本文提出的方法预处理过程更简单, 容错能力更好, 有更强的抗干扰能力。测试数据集上 100% 的识别正确率证明了本文提出的鳞翅目昆虫图像识别方法的有效性。

参考文献 (References)

- Chen Y, Why A, Batista G, Mafra-Neto A, Keogh E, 2014. Flying insect detection and classification with inexpensive sensors. *J. Vis. Exp.*, 2014(92): e52111.
- Crnojevic V, Panic M, Brkljac B, Ćilibrk D, Acanski J, Vujic A, 2014. Image processing method for automatic discrimination of hoverfly species. *Math. Prob. Eng.*, 2014: 1–12.
- Kang SH, Song SH, Lee SH, 2012. Identification of butterfly species with a single neural network system. *J. Asia-Pac. Entomol.*, 15: 431–435.
- Larios N, Soran B, Linda GS, Martinez-Munoz G, Lin J, Dietterich TG, 2010. Haar random forest features and SVM spatial matching kernel for stonefly species identification. In: Proc. ICPR. 2624–2627.
- Loke KS, Egerton S, Cristofaro D, Clementson S, 2011. Automated real-time dynamic identification of flying and resting butterfly species in the natural environment. In: Proceedings of International Conference on Environment Science and Engineering, IACSIT Press, Singapore. 8: 179–183.
- Lowe DG, 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int. J. Comput. Vision*, 2(60): 91–110.
- O'Neill MA, 2007. DAISY: a practical computer-based tool for semi-automated species identification. In: MacLeod NM ed. Automated Taxon Identification in Systematics. CRC Press, Boca Raton. 101–114.
- Russell KN, Do MT, Huff JC, Platnick NI, 2007. Introducing SPIDA-Web: wavelets, neural networks and internet accessibility in an image-based automated identification system, In: MacLeod N ed. Automated Object Identification in Systematics: Theory, Approaches, and Applications. CRC Press, Boca Raton. 131–152.
- Steinhage V, Arbuckle T, Schröder S, Cremers AB, Wittmann D, 2001. ABIS: automated identification of bee species. In: BIOLOG Workshop. German Programme on Biodiversity and Global Change, Status Report, German Ministry of Education and Research (BMBF), Bonn. 194–195.
- van de Sande KEA, Gevers T, Snoek CGM, 2010. Evaluating color descriptors for object and scene recognition. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 32(9): 1582–1596.
- van de Weijer J, Schmid C, Verbeek J, Larlus D, 2009. Learning color names for real-world applications. *IEEE Trans. Image Process*, 18(7): 1512–1523.
- Vedaldi A, Zisserman A, 2012. Efficient additive kernels via explicit feature maps. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 34(3): 480–493.
- Wang JN, Ji LQ, 2011. Methods of insect image segmentation and their application. *Acta Entomol. Sin.*, 54(2): 211–217. [王江宁, 纪力强, 2011. 昆虫图像分割方法及其应用. 昆虫学报, 54(2): 211–217]
- Wen CL, Guyer DE, Li W, 2009. Local feature-based identification and classification for orchard insects. *Biosys. Eng.*, 104: 299–307.
- Xu P, Chen NZ, Yang D, 2010. Automatic identification of insects. *Chin. Bull. Entomol.*, 47(2): 256–262. [徐鹏, 陈乃中, 杨定, 2010. 自动识别技术在昆虫分类鉴别研究中的应用. 昆虫知识, 47(2): 256–262]
- Yang HZ, Zhang JW, Li XT, Shen ZR, 2008. Remote automatic identification system based on insect image. *Transactions of the CSAE*, 24(1): 188–192. [杨红珍, 张建伟, 李湘涛, 沈佐锐, 2008. 基于图像的昆虫远程自动识别系统的研究. 农业工程学报, 24(1): 188–192]
- Yu XW, 1999. The Research and Development on Digital Technology of Insect Image. PhD Dissertation, China Agricultural University, Beijing. [于新文, 1999. 昆虫图像数字技术的研究开发. 北京: 中国农业大学博士学位论文]
- Zhang L, Chen XL, Hou XW, Liu CL, Fan LM, Wang XJ, 2011. Construction and testing of automated fruit fly identification system – *Bactrocera Macquart* (Diptera: Tephritidae). *Acta Entomol. Sin.*, 54(2): 184–196. [张蕾, 陈小琳, 侯新文, 刘成林, 樊利民, 汪兴鉴, 2011. 实蝇科果蝇属昆虫数字图像自动识别系统的构建和测试. 昆虫学报, 54(2): 184–196]
- Zhao HQ, Shen ZR, Yu XW, 2002. On computer-aided insect identification through math-morphology features. *J. China Agric. Univ.*, 7(3): 38–42. [赵汗青, 沈佐锐, 于新文, 2002. 数学形态特征应用于昆虫自动鉴别的研究. 中国农业大学学报, 7(3): 38–42]
- Zhu LQ, Zhang Z, 2012. Automatic insect classification based on local mean color feature and svms. *Orient. Insects*, 46(3–4): 260–269.
- Zhu LQ, Zhang Z, 2013. Using sparse coding and SCG BPNN to recognize lepidopteran insect images. *Acta Entomol. Sin.*, 56(11): 1335–1341. [竺乐庆, 张真, 2013. 基于稀疏编码和 SCG BPNN 的鳞翅目昆虫图像识别. 昆虫学报, 56(11): 1335–1341]
- Zhu LQ, Zhang Z, Zhang PY, 2010. Image identification of insects based on color histogram and dual tree complex wavelet transform (DTCWT). *Acta Entomol. Sin.*, 53(1): 91–97. [竺乐庆, 张真, 张培毅, 2010. 基于颜色直方图及双树复小波变换 (DTCWT) 的昆虫图像识别. 昆虫学报, 53(1): 91–97]

(责任编辑: 袁德成)